证据积累模型的行为与认知神经证据

刘逸康[1],胡传鹏[1*]

[1]南京师范大学心理学院, 南京, 210024

[*]联系人, E-mail: hcp4715@hotmail.com

摘要 证据积累模型(evidence accumulation models, EAM)是关于人类决策过程的主要认知模型之一，其假定决策者不断搜集信息并将信息整合成与决策有关的证据，当累积证据量达到某个阈值时做出决策并反应。虽然EAM在研究中得到广泛应用，甚至有研究者认为其已经达到了理论的高原期，但EAM的理论预设并未被严格检验。以最具有代表性的EAM计算模型——漂移扩散模型(drift diffusion model, DDM)——为例，其存在5个模型预设：（1）证据积累的普适性、（2）证据积累的选择性、（3）证据以存在噪音的线性方式积累、（4）决策标准恒定、（5）决策与运动执行过程独立。回顾对这五个基本预设进行检验的实证研究，可以发现：尽管DDM被广泛应用于知觉决策、记忆和基于价值的决策任务，但研究者仅验证了证据积累是否存在于知觉决策任务中；证据积累的选择性目前较缺乏实证研究；证据以存在噪音的线性方式积累的预设得到了较多知觉决策实验数据的支持，但在基于价值的决策中其是否成立仍然存在争议；决策标准恒定的预设则存在较大争议；决策独立于反应执行的预设近年来受到关注，但较多实证研究质疑了这一预设。总之，对证据积累模型的预设进行验证的实证研究并不均衡，部分预设的实证证据有限，亟需更多的实证研究进行验证。研究者们需要在解释DDM的结果时保持谨慎。同时，通过对EAM预设进行清晰表述并回顾其实证证据，本研究表明清晰地表述模型预设有助于全面而系统地检验模型，从而不断地推动模型的更新与理论的发展，以更好地理解人类认知过程。

关键词 决策，证据积累，认知建模，理论预设

1 引言

决策(decision-making)指在不同的选项之间做出选择的过程，是人们生活不可或缺的一部分，也是跨学科的研究主题[1]。研究者提出大量理论模型用于解释人类的决策行为，例如经济学中的理性决策者模型(Rational Model)[2]、行为经济学中的前景理论(Prospect Theory)[3]。在认知科学中，研究者更关注决策的认知过程。例如，基于信息加工理论，决策被视为对信息进行加工和整合的过程[4,5]；或基于计算理论，将决策视为计算选择概率进行的过程[6]。这些理论模型可以帮助我们更好地理解决策的本质以及大脑做出决策的过程。

证据积累模型(Evidence accumulation model, EAM)是认知科学中被用于解释决策过程的一类理论模型，假定人类的决策过程遵循证据积累机制，即决策者从外部环境或内部记忆中搜集信息以形成证据。随着证据不断积累，逐渐接近决策所需的证据阈值，一旦达到该阈值，决策者停止积累证据并做出决策[7-9]。由于其证据积累的方式是不断地从外界环境或者内在记忆中进行信息的采样，故又被称为序列采样模型(Sequential sampling model, SSM)，本文一律用 EAM 进行表示。EAM 为研究者提供了一个理论框架，用于解释人类决策行为。对其进行数学化得到具体的计算模型，则为研究者提供了理解实证数据的重要工具。例如，研究者在 EAM 的框架下提出漂移扩散模型(Drift Diffusion Model, DDM)以解释决策者的快速决策行为[8,10,11]，DDM 不仅被应用于解释简单的二项迫选任务的结果，也被用于知觉决策[12-15]、基于价值的决策[16,17]和社会认知任务[18-23]，同时，它也是当前计算精神病学的重要模型之一[24]。

正是由于 EAM 被广泛使用，有研究者指出，EAM 的发展已经达到了“高原期(Plateau)”[25]。基于这一判断，Evans 和 Wagenmakers[25]认为我们应该把 EAM 当作反应时间分析的标准模型。但是目前研究者多将 EAM(或者其最通用的计算模型 DDM)当作一种测量工具使用，而较少深究该模型的基本预设。这可能会导致研究者误用该模型或者错误解读模型的结果[26]，形成“理论危机”[27]。另一方面，研究者通过具体化 EAM 的基本预设构建了不同的计算模型，这些不同的计算模型对行为数据的拟合呈现高度的相似性，令研究者难以评估哪种计算模型能够提供更好的解释[25]。因此，EAM 是否真的达到理论的“高原期”？在 EAM 框架下的不同具体模型是否真的无法区分？这需要我们从理论模型发展的角度来审视和检验 EAM 的合理性。

要检验 EAM 的模型预设，我们首先需要厘清理论模型、计算模型与数据之间的逻辑关系。只有当这些要素之间存在着较强的逻辑上的联系时，实验数据才能对理论模型起到支持或者否定的作用。否则，无论实验数据的结果是阳性还是阴性，均无法对理论产生任何影响[27]。因此，本文首先分析了从 EAM 到数据的逻辑联系，指出要对其进行检验，必须分析 EAM 框架下的具

体计算模型，其次，本文将对 EAM 框架下最广泛使用的计算模型 DDM 的预设进行清晰化表述，归纳决策过程中认知机制的预设。在此基础上，我们梳理了来自行为和神经层面的实证研究，以检验 DDM 的各个预设的合理性，并为进一步研究人类决策过程的证据积累机制指出可能的方向。

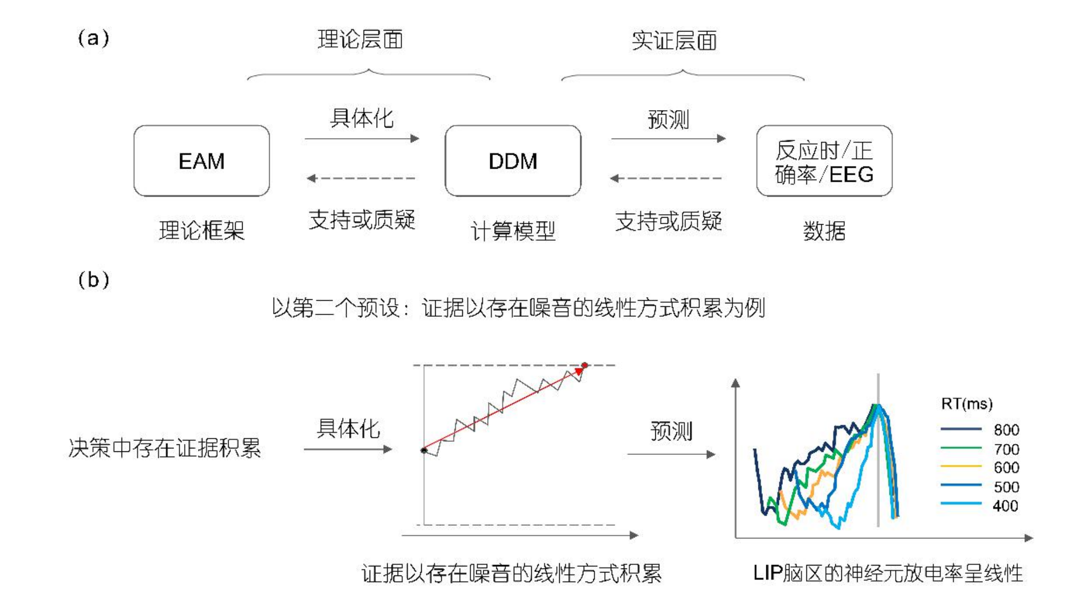


图 1 理论模型、计算模型与数据的关系。(a)EAM、DDM 与数据之间的关系。EAM(证据积累模型)是一个较为抽象的理论模型，其本身无法直接通过数据检验，而需要通过计算模型来具体化。DDM(漂移扩散模型)是众多遵循 EAM 框架的计算模型之一，其包括了多个具体的模型预设，这些预设内隐地假定认知过程的方式并能预测这些认知过程产生的数据模式，因此可以通过数据对 DDM 的模型预设进行检验。(b)以 DDM 的第二个预设——证据以存在噪音的线性方式积累——为例，说明从理论模型到计算模型再到数据的过程。DDM 作为具体化的计算模型，对证据积累模型的第二个预设进行具体化，提出证据是以存在噪音的线性方式进行积累。这一衍生假设预测，数据中反映了决策证据的部分会观察到线性增长的模式。这一预测与动物在进行知觉决策时外侧内顶叶区神经元放电率一致，支持了“决策中存在证据积累”的预设[28]。

Figure 1 The relationship between theoretical models, computational models, and data. (a) The relationship between EAM, DDM, and data. EAM (Evidence Accumulation Model) is an abstract theoretical model that cannot be directly tested with data. Rather, it requires the use of computational models to make it concrete. DDM (Drift Diffusion Model) is one of the computational models under the framework of EAM. More specifically, DDM has multiple model assumptions, which specify how cognitive processes operate and can predict the patterns of data generated from these cognitive processes. Thus, DDM’s model assumptions can be tested by comparing predictions of these assumptions and observed data. (b) We illustrate relationship between theoretical model, computational model, and data by taking the second assumption of DDM as an example. While evidence accumulation models only state that there exists an evidence accumulation process, DDM, as a computational model, makes a specific assumption that evidence accumulates linearly with the presence of noise. This assumption predicts that data that reflect the amount of evidence in a decision-making task will grow linearly. This prediction was confirmed by the firing rates of neurons in the lateral intraparietal area when animals are making perceptual decisions[28].

2 EAM 框架下的模型预设与衍生假设

EAM 是关于决策过程的理论框架(framework)，它是用语言描述的抽象模型。例如，Ratcliff 和 Mckoon[8]对该模型的描述是“带有噪声的信息随时间的推移不断积累直至达到证据阈值的决策过程”。 在应用 EAM 时，研究者要将其具体化为计算模型并使用特定的算法来实现该模型，以拟合当前的数据或预测未来的数据。计算模型对数据拟合与预测的表现是对计算模型合理性的检验，从而进一步推断理论框架的合理性(见图 1)。

EAM 假定人类决策者在决策过程中存在两个基本机制：证据积累过程与决策机制[9]。证据积累机制解释与决策相关的证据如何积累，其通常假定存在一个决策变量(Decision Variable, DV)，决策变量随时间推移不断更新即是决策相关的证据不断积累的过程。决策机制解释了决策者何时进行决策，其通常假定存在决策边界(Decision Boundary)或者决策标准，决策边界被量化为决策所需的累积证据量，当累积的证据量达到或超过这一阈值时决策者就会做出决策。

在实证研究中，研究者需要具体化 EAM 的两个机制构建不同的计算模型以用于计算建模[9]。因此，在 EAM 框架下存在多个具体的计算模型，其中最广泛使用的是 DDM。DDM 仅将有时间压力的二项迫选任务的结果(反应时间和选择)作为建模对象，在 EAM 的基础上进一步具体化了上述两个机制：(1)决策过程中仅存在一个决策变量，其以线性的方式积累证据；(2)两个选项分别对应不同决策边界，在同一个决策任务中，决策边界是固定的并且不会随时间推移发生改变。当积累的证据量达到决策边界时，决策者就会进行反应[8,10,11]。然而，仅包括这两个机制仍然无法完整地解释二项迫选任务的结果。原因在于，从决策者接收外界的刺激到做出选择，整个过程除了证据积累之外，还包括刺激编码(stimulus encoding)和反应执行(response execution)[8]。在刺激编码阶段，大脑需要接收来自外界各种感觉模态的物理刺激形成感觉信息，并选择与任务相关的感觉信息整合为决策的证据。在证据积累阶段，大脑对整合后的证据进行累加形成决策变量，并设定固定的决策边界来确定决策标准。最后，在反应执行阶段，决策形成的信号会传递到负责运动执行的脑区以做出相应的反应动作。因此，当使用 DDM 对行为任务的数据进行建模时，实际上涉及 5 个衍生假设，它们是 DDM 的具体模型预设：证据积累具有普适性；证据积累具有选择性；证据以存在噪音的线性方式积累；决策标准恒定；决策过程独立于反应执行(见表 1 前三列)。

1. 证据积累具有普适性。该预设假定决策证据可以来自于与决策相关的各种信息(感觉、记忆、经济价值或社会价值)，无论是来自于不同感官模态的感觉信息(声音、光线或气味)，还是来自于更抽象的信息(基于选项的价值或从记忆中提取的信息)。这些信息经过编码转化后，可以被转化为抽象的决策证据进行积累。尽管 DDM 的提出者如 Ratcliff 等明确指出 DDM 适用于较快

的两选任务[9]，但不同领域的研究者仍然将 DDM 广泛应用于各种决策任务当中，并对 DDM 的参数估计结果按照知觉决策中参数的意义进行解读(例如 Hu et al.[48])。因此从这个角度来读，不同研究主题的研究者事实上内隐地假定 DDM 中的证据积累过程能够普遍地适用于多种任务的认知过程。

2. 证据积累具有选择性。在决策过程中，决策者会接收到大量的信息，但并非所有信息均与任务目标相关，决策证据只包括与决策目标相关的信息。因此，在感觉或其他形式的信息转化为决策证据的过程中，只有与目标相关的信息才会被转化为决策证据。

3. 证据以存在噪音的线性方式积累。这一预设假定，决策者会以线性方式整合从外界信息或记忆中采样获得的信息，从而积累证据。证据整合的方式总体是以线性方式进行的，但是这一过程存在噪音，噪音服从正态分布。正是噪音的存在，决策者的决策具有一定的随机变异。通过线性方式整合采样的信息，不同时刻的噪音抵消，决策证据整体上表现出随时间的线性累积。

4. 决策标准恒定。该预设假定在单个决策中，形成最终决策的标准是固定的。一旦积累的证据达到这个标准，决策者就会做出决策。根据这个预设，在单次决策中，决策的标准不会随时间推移而改变，无论决策何时形成，所需的证据量都是恒定的。这个预设与第三个预设共同构成了“积累到阈值(accumulate-to-bound)”的模式。

5. 决策独立于反应执行。该预设区分了决策中的两个过程：决策形成和反应执行。进一步地，DDM 假定这两个过程是依次发生的，彼此独立的。当决策形成之后，需要通过反应执行过程，例如按键、眼球运动或口头报告来执行反应，而反应执行过程只会在决策形成后开始进行，并不会对决策过程产生影响。

表 1 DDM 的基本预设及其表现

Table 1 Basic assumptions and performance of DDM

认知阶段	基本预设	表现	关键支持证据	质疑证据
信息编码	证据积累具有普适性	不同的信息均可以转化为抽象的"证据"	O’Connell et al., 2012[29]	Frömer et al., 2022[30]
	证据积累具有选择性	只有与实验任务相关的信息才会转化为“证据”	O’Connell et al., 2012[29]; Loughnane et al., 2016[31]; krajbich et al., 2010[32]	Tump et al., 2020[21]
证据积累	证据以存在噪音的线性	决策者在决策过程中会以固定的速率积累	Stine et al., 2020[33]; Okazawa et al.,	Frömer et al., 2022[30]

	方式积累	证据，这一过程是存在噪音的	2021[34]; Roitman & Shadlen, 2002[28]; O’Connell et al., 2012[29]; Philiastides et al., 2014[35];	
	决策标准恒定	在决策过程中，做出决策所需的证据量都是恒定的	Hawkins et al., 2015[36]; Voss et al., 2019[37]; Stine et al., 2023[38]; Purcell et al., 2010[39]; O’Connell et al., 2012[29];	Churchland et al., 2008[40]; Steinemann et al., 2018[41]; Kelly et al., 2021[42]
反应执行	决策独立于反应执行	只有当决策形成后，决策者才会产生运动反应	O’Connell et al., 2012[29];	Gold & Shadlen, 2000[43]; Gold & Shadlen, 2003[44]; Voss et al., 2010[45]; Starns & Ma, 2018[46]; Weindel et al., 2021[47];

正如进行 t 检验需要满足统计上的预设一样，上述五个预设也约束着 DDM 的算法实现。在应用 DDM 时也需要确保这些预设成立，否则需要谨慎解读其参数。然而，这些预设很少以系统且清晰的方式表达出来，这可能导致研究者忽略这些预设的重要性，较少对其进行严格检验。同时，由于缺乏对这些预设的清晰表达，研究者也较少地质疑这些模型预设的合理性，即是否每个预设都经过了实证研究的检验。本文通过对这五个预设进行严格审视和实证检验，发现这些预设仍然需要更多的实证数据进行检查。

3 DDM 预设的实证检验

验证 DDM 模型预设的研究可分为两类，第一类研究通过操纵实验条件，观察 DDM 的特定参数或神经活动是否符合模型预设在该实验设计下的预测，从而推断 DDM 模型预设的合理性。这类研究通过对实验条件的精确控制，可以直接验证模型的预设。第二类研究虽然没有专门进行实验设计，但其结果中观察到能够表征决策过程的神经活动，从而间接地检验了 DDM 的模型预设。

这些实证数据可能是动物神经细胞的单细胞记录，这种记录具有高时间分辨率并能够准确定位于特定的大脑结构；也可能是对人类决策过程中进行的无损记录的脑电图 (EEG) 或脑磁图 (MEG) 数据。值得指出的是，由于人类决策过程是随时间进行的过程，这些技术提供了对决策过程的时间分辨率较高的观测，更有助于验证模型预设。

总体而言，通过精确的实验设计和使用高时间分辨率的神经记录技术，研究者可以更好地验证 DDM 模型的预设。

3.1 证据积累的普适性

当前，DDM 在知觉决策、基于价值的决策以及社会决策等领域被广泛应用。这些应用中都隐含着一个共同的预设，即在决策任务中存在证据积累的过程，其中证据可以是关于不同选项的各种信息输入。在知觉决策中，信息输入来自不同的感觉通道(不同的感觉模态)；在基于价值的决策中，信息输入是选项的价值，这些信息都被编码为证据，并进入证据积累阶段。要检验这一预设，可以比较不同刺激输入或者不同决策任务中证据积累的过程是否相同。

在知觉决策中，O’Connell 等人[29]直接检验了这一预设，支持了决策证据在不同模态下稳定存在的预设。他们使用了视觉和听觉两种实验材料来验证决策证据是否在不同模态下均存在。视觉刺激是一个按固定频率闪烁的圆环，听觉刺激则是连续的音调。在该任务中，两种刺激的对比度/音量逐渐降低，被试需要判断对比度/音量是否降低。研究结果表明，在这两种刺激下的知觉决策过程中，O’Connell 等人[29]均观察到了证据积累的脑电指标中央顶叶正波(Centro-Parietal Positivity, CPP)。

除了 O’Connell 等人[29]直接比较了不同模态刺激在知觉决策中的证据积累过程外，关于证据积累过程是否在不同模态中稳定存在的研究较为有限。然而，有许多研究结果为这一预设提供了间接证据。在这些研究中，研究者们并没有专门设计实验来验证证据积累过程的存在，但是他们所采用的范式多是经典的知觉决策任务。首先，在视觉模态下，研究者们要求被试判断光栅的朝向[49]、随机点的移动方向[42,50,51]或面孔的相似程度[52]，他们发现被试表现出与证据积累一致的神经活动。其次，在单独采用听觉材料的研究中，研究者要求被试对声音进行辨别，他们也能观察到与证据积累一致的神经活动[53,54]。同时，当呈现的刺激材料同时来自视觉和听觉模态时，研究者也观察到了证据积累的脑电指标 CPP[53]。然而，除了单独的视觉/听觉刺激或者视听整合刺激外，来自其他模态的知觉决策任务的证据相对较少。

此外，在非知觉决策的其他决策任务中，对于证据积累过程是否存在的验证研究还相对不足。在记忆提取研究中，一些研究者认为记忆提取也存在证据积累的过程[7]，而在基于价值的决策中是否存在证据积累，目前仍然存在争议[55]。Frömer 等人指出，基于价值的决策是目标导向

和自动化加工共同作用的过程，而不仅仅是证据积累的过程。他们认为，如果基于价值的决策存在证据积累，那么能够在 EEG 记录中观察到表征证据积累的脑电标志物——CPP 信号。然而，利用反卷积方法，他们发现 EEG 数据主要可分解为情感相关成分与价值相关成分[30]，而两种成分均未表现出证据积累的模式。但是，该研究并不能排除方法上的局限性，即观察不到 CPP 并不是因为 CPP 不存在，而是因为反卷积方法并没有提取出 CPP 成分。因此，该结论仍待进一步验证。

总之，DDM 中"证据"的普适性，是 DDM 广泛应用于知觉决策、价值/社会决策和记忆研究的前提预设。然而，对于决策过程是否存在证据积累的验证研究主要集中在简单的知觉决策任务上，而在其他决策任务中(如基于价值的决策)，关于证据积累过程的直接证据仍然较少，甚至存在一些质疑的证据。

3.2 证据积累具有选择性

在 DDM 模型的预设中，外部刺激经过编码后转化为决策的证据。然而，并不是所有的刺激都会被编码为证据。从"证据"积累为决策服务的特点来看，证据积累应该是有选择性的，即只有与决策目标相关的外部刺激才会被积累。

O'Connell 等人[29]通过实验检验了这一预设。与上述的实验操纵类似，被试需要判断圆环的对比度是否发生变化。在这个任务中，圆环的对比度与决策目标相关，被试不仅能观察到与刺激感觉输入相关的脑电信号稳态视觉诱发电位(Steady-state visual-evoked potential, SSVEP)，还能观察到证据积累的脑电信号 CPP。然而，在另一个任务中，被试看到相同频率闪烁的圆环，但任务是注意中央注视点的正方形是否发生变化。在该任务中，圆环的对比度不再与决策目标(背景方形的大小)相关，O'Connell 等人[29]并没有观察到 CPP，但仍能观察到反映感觉信息输入的 SSVEP。类似的，Loughnane 等人[31]使用随机点移动范式的变式也发现，当要求被试观察随机点的移动方向时，能够观察到 CPP；但是当被试的任务是检测随机点移动间隔期的颜色变化时，随机点移动不会引发 CPP。可见，只有与实验任务相关的刺激才能够形成证据。

除此之外，根据人类注意力资源有限的特点，有研究者提出受到人类注意的刺激被编码为证据的效率会提高，而未受人类注意的刺激编码为证据的效率会降低。基于这一观点，他们建立了 aDDM(attentional Drift Diffusion Model)[32]。aDDM 假定在决策中，注意会影响证据量的积累过程，进而影响最后的选择。这一假定表明，决策者在进行决策时会更加关注与最后决策目标相关的选项，受到更多注意的选项更有可能被选择。当注意到某一个选项的时候，会不断积累与该选项相关的证据，而不会积累未受到注意的选项的证据。aDDM 利用眼动数据作为注意的外在指

标，成功解释了一系列基于价值决策的现象[56,57]，例如，Sheng 等人利用 aDDM 成功解释了经济学中的禀赋效应(endowment effect) [58]。这为证据积累具有选择性提供了证据。

但上文提到的两个研究中[29,31]，任务目标与刺激之间的相互干扰较弱。例如，在 O'Connell 等人[29]的实验中，对比度的变化远不如注视点正方形的大小变化明显。因此，当被试被要求注意注视点变化时，对比度变化不会产生干扰。然而，在许多其他的认知任务中，与任务目标无关的刺激可能非常明显，被试很难忽略其存在。在经典的认知冲突任务(Stroop 任务、Flanker 任务、Simon 任务)中，任务无关的信息对决策有较强的影响。在这些情境之下，外界信息对证据积累有显著的影响。在 EAM 框架下，研究者正尝试根据冲突任务的特点，建立相应的计算模型，而非直接使用标准的 DDM[59]。

而 Tump 等[21]在社会决策中的研究可能也质疑了这一预设。被试需要完成一项社会决策任务。在这一任务中，与决策目标相关的信息是屏幕中目标刺激(鲨鱼)的数量。在本预设下，目标无关的信息不会转化为证据，也不会对决策结果产生影响。但是当被试观察群体中他人的决策时，他人的决策结果也对被试的选择产生影响。这些结果表明证据转化的选择性并非完全依赖于信息与任务目标的相关性。Tump 等[21]也发现，这些结果无法使用标准的 DDM 模型解释，而是改变了 DDM，使用具有社会信息的 DDM(Social DDM)模型来更好地解释结果。

因此，DDM 中“证据积累具有选择性”的预设可能具有一定的适用条件边界，主要适用于标准的知觉决策任务，而对于涉及到认知冲突的认知任务和其他会影响任务结果的决策任务，这一预设可能无法满足。这也意味着研究者需要采用更适合的模型，但仍需要实证研究来对这一观点进行验证。

3.3 证据以存在噪音的线性方式积累

DDM 的核心预设之一是外界刺激经过编码后以特定速率整合到决策变量中，从而实现证据量随着时间的积累。这个过程可能具有一定的随机性，证据积累过程是存在噪音的，但整体上是线性积累的，并且证据量的积累不会发生泄露或遗忘。

Stine 等人[33]的研究改变了随机点运动任务的设计，以检验知觉决策中感觉信号是否以整合方式来影响决策。他们假定在知觉决策中，感觉信息通过序列采样的方式输入，但决策者可能有三种方式来利用这些信息：整合并积累证据(整合假设)、探测当前使用的证据是否超过决策标准(极值检测假设)或者随机选择证据(快照假设)，其中，整合假设正是 DDM 的预设。在不同的实验操纵之下，三种利用感觉信息的方式会得到不同的结果。当改变感觉输入的信噪比时，在高信噪比条件下，这三种方式可能没有太大差异，但在低信噪比条件下，整合假设下的证据积累将表现最佳，因为噪音在整合过程中通过平均的方式被消除，而其他利用证据的方式无法消除噪音的

影响，因此准确率较低。当改变反应时间窗口时，如果增加反应时间窗口的长度，整合假设下的准确率也会提高，因为整合假设下更能通过平均消除噪音的影响，而其他假设下的准确率则不会受到反应时间窗口长度的影响。Stine 等人[33]的实验结果表明，证据整合模型能更好地拟合大部分被试的行为数据，而其他模型预测则与被试的行为数据存在差异。因此，该实验为 DDM 模型中的证据整合的预设提供了支持。

Okazawa 等人[34]则通过操纵感觉刺激输入的强度在时间上的变化来检验这一预设。如果感觉信息持续以线性方式整合到决策证据中，那么感觉信息随时间变化的强度也会影响证据积累的速率：当感觉信息的强度较大时，证据量积累的速率较快(即从当前时刻的证据量到下一时刻的证据量的增量较大)；相反，如果当前感觉信息的强度较小，则证据积累的速率较慢。基于这个逻辑，Okazawa 等人[34]调整了面孔在空间和时间上的特征，以操纵感觉刺激的输入强度。被试需要对面孔进行身份和表情的分类任务，在这个任务中，与决策目标相关的是面孔的眼睛、鼻子和嘴巴，这些特征的变化会导致面孔身份和表情的变化。在实验中，面孔各特征的刺激强度在呈现时会随着时间推移而改变。由于可以准确计算各个时间点上面孔特征的感觉信息强度变化，因此，如果感觉信息转化为决策变量(证据量)的过程是线性积累的，那么每个时间点上的证据量就是该时间点前呈现刺激强度的加权求和；相反，如果感觉信息转化为决策变量(证据量)的过程不是线性积累的，比如在泄露竞争模型中，证据会发生泄漏，则每个时间点上的证据量就不能简单通过之前呈现的刺激强度的加权求和得到。决策变量的积累可以通过 DDM 来拟合行为数据，从而验证和比较关于证据积累的不同理论预设。Okazawa 等人[34]的结果表明，证据的线性积累模型更符合被试的真实表现。

Roitman 和 Shadlen[28]的研究提供了神经生理数据支持决策变量的线性积累。他们发现，在猴子进行知觉决策时，外侧内顶叶区(lateral intraparietal area, LIP)的神经元放电率与决策的证据积累方式相似。按照 DDM 的第三个预设，神经活动中应该存在特定的表征，用于表示决策证据以特定速率积累。具体而言，大脑中表征某个选项的神经元放电率与表征另一个选项的神经元放电率之间存在差异，这种差异可以表示当前的决策证据，并且这些证据会随着时间的推移而积累，导致特定脑区的放电率逐渐增加。他们要求经过训练的猴子判断屏幕上随机点的运动方向，他们发现当随机点开始朝着目标方向移动时，LIP 脑区的神经元放电率以特定的速率逐渐增加，当放电率达到最高点时，猴子会做出相应的反应，这与证据以特定速率积累的预设下神经元放电率的动态是一致的。

此外，根据上述预设，如果被试面临的决策任务比较简单，则可以很容易地做出决策，那么支持一个选项的神经元放电率会比支持另一个选项的神经元放电率更高，同一时刻下的决策证

据越大，相应脑区的神经元放电率也会增加得更快。而当被试面临的决策任务比较困难时，则很难做出决策，支持一个选项的神经元放电率与另一个选项的神经元放电率之间的差异不大，同一时刻表征的决策证据也越小，相应脑区的神经元放电率则增加得更缓慢。Roitman 和 Shadlen[28] 观察到当猴子完成任务时，任务越简单，反应时间越短，LIP 神经元的放电率上升越快；而任务越困难，反应时间越长，LIP 神经元的放电率上升越慢。这一观察结果同样支持了 LIP 区域的神经元随时间积累感觉证据的预设。它们从神经层面为 DDM 中“决策变量以特定速率积累证据”这一预设提供了支持。

类似的，O’Connell 等人[29]在人类进行知觉决策时观察到了与证据积累过程一致的脑电活动模式。在该实验中，被试需要判断刺激的对比度是否下降，并进行按键反应。O’Connell 等人[29] 观察到脑电成分 CPP 表现出了与动物研究中 LIP 神经元放电率增加过程一致的模式，而这个成分并不是对视觉信息的编码(不同于 SSVEP)，也没有反映动作准备过程(不同于左半球β波(Left hemisphere beta, LHB))。人类脑电中证据积累的信号在其他研究中也得到了验证，例如 Philiastides 等人[35]使用机器学习技术分离出能够预测知觉清晰程度的神经活动成分，这个成分在人类头皮上的权重分布与 CPP 的地形图一致。他们还使用 DDM 模型对每种知觉清晰程度下的行为数据进行建模，结果显示知觉清晰程度越高对应的漂移率越快[35]。这些研究结果进一步支持了证据的线性积累在人类知觉决策中的存在。

讨论证据积累的方式的基础是证据积累确实存在，第一个预设表明大多数支持证据积累存在的证据都来自于知觉决策领域，而证据积累是否来自其他决策任务还存在争议。尽管在不同感觉模态下的研究中观察到了与 CPP 相关的脑电活动，但一些研究者对基于价值的决策中观察到的 CPP 信号提出了质疑[30]，并认为这可能是由于脑电活动的不同成分叠加而形成的伪迹。因此，CPP 的存在并不能直接为 DDM 的第三个预设提供证据。但仍需进一步的实证研究来验证 DDM 的第三个预设是否在基于价值的决策中成立。

总之，知觉决策的精巧行为实验与高时间分辨率的神经数据研究为 DDM 的第三个预设给出了较强的支持证据，但在基于价值的决策中，这一预设是否成立仍然存在质疑。

3.4 决策标准恒定

DDM 的前三个预设关注决策证据的产生和积累过程，而第四个预设是决策者的决策标准是固定的。决策边界也被称为决策阈值，这个概念来源于信号检测论。在信号检测论中，决策边界将可能的观测结果划分为两个类别，即“信号”和“噪声”。在 DDM 中，决策边界代表了形成决策所需的证据量。值得注意的是，在 EAM 的框架下，研究者对于决策边界的形式有不同的假设。DDM 的预设是决策边界在整个决策过程中均保持恒定[8]，但其他 EAM 的变式，如边界坍塌模

型(collapsing boundary)则认为随着时间的推移，决策标准会越来越低，即达到边界所需的证据量越来越少[40,60]。在此，我们将仅关注 DDM 模型关于决策边界的预设。

Hawkins 等人[36]和 Voss 等人[37]对大量数据进行了模型比较，结果更支持决策边界不随时间推移而改变的观点。Hawkins 等人[36]分析了 9 个不同的数据集，包括人类和灵长类动物在不同范式下的决策反应数据，包括随机点移动范式、亮度辨别范式(Brightness Discrimination)和点分离范式(Dot Separation)。他们分别使用具有固定边界和坍塌边界的模型来拟合数据，并使用贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)、赤池信息量准则(Akaike Information Criterion, AIC)和似然比检验(Likelihood ratio tests, LRT)来比较模型的拟合程度，由于三种模型比较的结果相似，故他们只报告了 BIC 指标。BIC 越低表示模型的拟合程度越好。与具有坍塌边界的模型相比，具有固定边界的模型具有更低的 BIC，这进一步支持了决策边界保持固定的预设。Voss 等人[37]也通过模型比较的方法为这一预设提供了证据。他们的实验包括两种任务，一种是单刺激任务，被试需要识别呈现的刺激是数字还是字母；另一种是多刺激任务，被试需要判断一组刺激中呈现较多的是字母还是数字。模型的拟合结果同样支持了决策边界不随时间变化的预设。

Stine 等人[38]的研究直接从神经活动的层面验证了决策边界在决策过程中保持固定的预设。决策过程涉及到许多脑区，除了负责证据积累的 LIP 脑区，还存在专门负责终止决策的上丘(Superior colliculus, SC)脑区。由于两个脑区负责的功能都与决策相关，SC 脑区与 LIP 脑区的神经元放电率活动会存在一定的相似之处，两者的放电率都会在刺激出现时开始攀升，并在反应时达到阈值。但是由于 LIP 脑区负责证据积累，按照 DDM 的第三个预设，决策变量会以特定速率积累证据，因此 LIP 脑区的放电率会以特定速率攀升。而 SC 脑区负责终止决策，在证据量未达到决策阈值时，SC 脑区的激活程度会比较低，但是当证据量达到固定阈值时，SC 脑区会激活以控制 LIP 脑区停止证据积累。Stine 等人[38]进行了一项实验，在任务中训练老鼠完成随机点移动任务，并记录 LIP 脑区和 SC 脑区的神经元活动。该实验结果表明，LIP 脑区的神经元放电率随着刺激呈现不断攀升并在被试做出反应时达到顶峰，而 SC 脑区表现出突发(brust)的动态，即 SC 脑区的放电率在即将反应前突然攀升至顶峰。为了进一步验证这一猜想，他们决定使用药物抑制 SC 脑区[38]，如果 SC 脑区确实具备终止决策的功能，那么在 SC 脑区被抑制后，原先负责终止决策的功能暂时减弱，形成决策需要更多的证据量，从而导致 LIP 脑区积累证据的时间延长，同时更长的反应时间意味着证据积累过程中更多的噪音被抵消，这使得反应会偏向特定选项。使用药物抑制 SC 脑区后的实验结果支持了这一观点。最关键的是，SC 的放电率在不同反应时长下所对应的峰值几乎没有差异，这为固定决策边界这一预设提供了证据。另外，Purcell 等人发现额叶视区(frontal eye fields, FEF)的神经元放电率也与 LIP 区域类似[39]，该脑区神经元的放电率会在

决策过程中不断攀升直到做出反应时达到固定阈值，这同样为决策边界在决策过程中保持固定这一预设提供了证据。

O’Connell 等人[29]在人类的 EEG 实验中也发现了支持决策边界固定的证据。CPP 信号的电位从刺激呈现开始攀升，直到达到阈值开始下降。如果阈值是固定的，这就意味着无论被试的反应时间是多少，CPP 的阈值都不会有太大差异，那么不同试次间反应时间前一段时间窗内的振幅不存在很大差异。然而，如果 CPP 不存在固定的阈值，那么不同试次间的振幅将存在显著差异，无法与随机水平区分开。为了验证被试做出反应时的 CPP 峰值是否是固定的，O’Connell 等人[29]使用置换检验验证。他们通过打乱反应时间与 CPP 的对应关系，将各试次的反应时间随机重新分配到其他试次中，从而形成一个随机分布。这个分布反映了反应前特定时间窗内 CPP 振幅的变异情况。置换检验的结果显示，每个试次中反应前测量的振幅变异出现在随机分布中的可能性非常小(小于 5%)。这为决策过程中证据积累达到固定阈值提供了证据。

然而，Churchland 等人[40]发现了与之前预设不一致的证据。他们发现，在没有给被试呈现任何信息的情况下，LIP 脑区的神经元放电率仍会增长，并且被试会做出随机的反应。而按照 DDM 的预设，在没有任何决策证据的情况下，被试应该不存在证据积累，因而很难做出决策。但是 Churchland 等人[40]发现的结果却与之存在差异，他们要求经过训练的老鼠判断屏幕上的点的移动方向，在此期间记录 LIP 脑区的放电率。他们发现，即使刺激的知觉清晰度为 0 时，即屏幕上的点向随机方向移动时，LIP 区域的神经元仍然会放电，此时被试的正确率接近随机水平。这意味着 LIP 脑区的神经元放电并不是反映决策证据积累的过程。因此，Churchland 等人[40]解释称，在没有有效信息输入时，LIP 脑区神经元的放电率反映的是促使决策者做出反应的信息，即时间紧迫性的信号。这种时间紧迫性的信号会促使被试做出决策，但它与证据积累的过程是独立的，两者共同影响决策，导致决策标准随时间推移降低。这种解释与决策边界随时间坍塌的机制是一致的，支持决策边界随时间变化的观点。

Steinemann 等人[41]和 Kelly 等人[42]在人类的 EEG 记录中也发现了质疑该预设的证据。作为 EEG 中表示证据积累的神经标志物，CPP 的振幅可以反映积累的证据量，而被试做出反应时的 CPP 振幅则反映了做出决策时所需的证据量，即决策边界。如果决策边界不随时间发生变化，那么无论被试的反应时间多少，CPP 在反应时的振幅都是一致的。但是如果决策边界随着时间的推移而坍塌，所需的证据量越来越少，那么反应时间越长，CPP 的峰值振幅越低。Steinemann 等人[41]和 Kelly 等人[42]的研究结果均表明，CPP 的峰值振幅随着反应时间的延长而减小。这些研究结果并不支持决策边界不随时间变化的预设。

值得注意的是，在决策边界发生变化的任务中，被试完成的任务通常都存在着时间限制，需要在规定时间内做出决策。因此，时间限制可能是该预设无法成立的条件，这个观点仍需要进一步的研究和检验。

3.5 决策独立于运动执行过程

DDM 最后一个隐含预设是将决策过程和反应过程区分开来，两者之间彼此独立，互不影响。在该预设下，被试在决策形成后才开始执行反应动作。然而，对这一预设的验证面临着巨大的困难，原因在于，在进行反应任务时，人类被试通常会被要求按键进行反应，这导致了证据积累过程和动作执行过程难以区分开。如果要求被试不做出反应，则无法观察到被试的行为指标。因此要验证这一预设，需要除行为以外的其他数据来源。

O'Connell 等人[29]使用脑电技术观察到了支持这一预设的证据。在 EEG 中，CPP 与证据积累过程密切相关，可能是证据积累的神经标志物，而 LHB 是在动作执行时在左半球出现的一种脑电成分。当被试根据特定的决策结果执行动作反应时，CPP 和 LHB 电位的动态是高度相似的，它们都在做出决策时达到顶峰。然而，如果被试在进行决策时不执行特定的动作反应，就可能观察到 CPP 和 LHB 电位的分离。由于没有动作反应，LHB 不会出现，但被试仍然需要进行内隐的知觉决策，因此证据积累的脑电指标 CPP 电位仍会出现。根据这一推理， O'Connell 等人[29]在一个判断圆环对比度是否发生变化的任务中要求被试计算一组实验中对比度发生改变的试次总数。这样既发生了知觉决策(探测对比度的变化)，又无需按键做出反应。在这种情况下，他们仍然观察到 CPP，而未观察到 LHB。这一结果表明在人类知觉决策过程中，证据积累是独立于运动准备的过程。

但是，动物研究中并没有发现支持这一预设的证据[43,44]。如果运动过程与证据积累过程独立，那么在不改变呈现给被试的信息的情况下，仅对运动执行过程进行干预不应该对决策结果产生影响。Gold 和 Shadlen[43,44]在要求猴子判断随机点的移动方向时，通过中断随机点移动刺激并对 FEF 区施加短暂的电流来在一个随机的时间打断眼部的运动，这种干预会引发被试运动的偏差，这种诱发的偏差会使猴子更偏向选择当前眼球运动的方向。结果表明运动偏差确实影响了猴子最后的选择结果，同时行为数据拟合出的决策变量的运动轨迹与猴子受到电流后眼球运动的轨迹一致。这些实验均表明猴子进行决策的过程中，运动过程与决策过程不是彼此独立的，运动过程会影响到猴子的决策过程。

Voss 等人[45]也对决策过程与运动过程相独立这一预设提出了质疑。按照这一预设，如果决策过程与运动过程相独立，那么先前的决策结果是不会对非决策时间产生影响的，无论决策者做出的选择是哪一项，其非决策时间不会发生变化。但是如果决策过程会影响运动过程，那么不同

选项对应的非决策时间存在差异。他们将这种不同选项间非决策时间的差异作为一个新参数纳入到标准 DDM 中，如果该参数不等于 0，那么则表明决策过程是会对运动执行过程产生影响的。Starns 和 Ma[46]的研究在实证层面验证了 Voss 等人[45]的这一观点。Starns 和 Ma[46]发现，当选项与反应之间建立了确定的对应关系后，其反应时间要快于缺乏对应关系的情况。他们还用 Voss 等人[45]改进的 DDM 模型对数据进行拟合，结果表明在前一种情况下表示不同选项间非决策时间的差异的参数不等于 0。该结果在行为层面质疑了 DDM 的第五个预设。

Weindel 等人[47]利用肌电(Electromyogram, EMG)研究同样发现了质疑该预设的证据。按照 DDM 的第五个预设，反应执行的开始时间就是证据积累完成的时间。根据这一预设，被试的反应时间可以分为三个阶段，分别是刺激编码时间、决策时间、反应执行时间，其中前两种时间的总和称为前运动时间。在已知反应时间的情况下，刺激编码时间在不同反应要求下应该保持不变，因此可以将不同反应要求下的前运动时间分离出来，前运动时间与反应时间之间的差异就是反应执行时间。他们将反应时间用 DDM 模型进行拟合，按照预设，除了非决策时间外，其他参数不应该存在差异。当被试准备执行动作反应时，肌肉会产生动作电位。通过测量肌电信号的持续时间，可以将其视为反应执行的时间。Weindel 等人[47]通过肌电测量获得了反应执行时间，并从中分离出前运动时间。他们发现，除了非决策时间外，决策阈值也存在差异。这表明肌电的出现时间并不等同于证据积累的结束时间，证据积累的时间过程与反应执行的实际过程存在重叠，两者并不是相互独立的。

从已有的实证研究来看，研究者最近才开始重视决策独立于运动执行过程这一预设，目前少量的实证研究仍然存在较大的争议。同时，这些研究本身也可能存在不足，例如，O’Connell 等人[29]无运动执行的知觉决策任务，后续未发现重复研究，因此亟待进一步的验证；而动物研究中对运动的干预确实影响了最终的反应选择，但是仍不清楚的是，这一操作到底是仅仅改变了行为(动物要选择 A，电流未改变其选择，但执行时却选择了 B)，还是改变了决策(动物原本要选择 B，但电流改变了其选择，变成选项 A，运动执行也选择了 A)；Weindel 等人[47]的研究中，肌电是否是运动执行的良好测量指标，可能也会存在争议[25]。这些研究及其不足，说明 DDM 的这一预设仍然需要进一步的直接实验证据来肯定或者否定这一预设。

4 总结与展望

EAM 是当前对反应时间和选择进行共同建模的主要框架之一，它得到了广泛的应用，但对该框架下各计算模型的内在预设进行检验的研究却较为鲜见。我们对 EAM 中使用最具代表性的

DDM 进行了分析，清晰地阐述其五个模型预设，在此基础上回顾了对这些预设进行检验的实证研究。这些回顾可能为后续的研究提供如下启示：

第一，研究者需要对 DDM 的基本预设进行清晰表述，以便更系统和严谨地检验这些预设。在对 DDM 的基本预设进行清晰化的表述之后，可以看到这些预设中有研究者非常关注的预设，也有一些被研究者忽略的重要预设。在 DDM 中，第三个(证据以线性方式积累)和第四个预设(决策标准恒定)作为研究者明确提出的预设而受到研究者们的关注，大量研究者试图用实证研究检验其合理性(或者证否其合理性)，而其他三个预设则隐含在对该模型的表述中被研究者忽视，直接验证其合理性的实证研究较少。然而，DDM 的五个预设均非常关键。例如，证据积累的普适性是研究者将 DDM 运用于不同任务的前提，而决策与运动执行过程独立是 DDM 参数估计中非决策时间独立于其他参数的理论前提。因此，后续的认知建模中，需要对模型的预设进行清晰简述或者形式化，从而能够系统而严谨地检验这些预设。具体到 DDM 模型，后续研究可能需要继续对证据积累的普适性、证据积累的选择性和决策与运动执行独立的预设进行实证检验。其中，研究者们可能需要更加慎重地考虑其感兴趣的决策任务中，“证据”到底是什么，以及如何将感觉信息或者记忆提取出的信息转换成为证据，而这一过程需要更多考虑从神经元到环路的建模[61]。

第二，阴性结果在认知建模中起到重要作用。模型预设的肯定性证据会为模型提供支持，而模型预设的否定性证据则会对原有模型的范围进行限定，也会带来模型的更新，推动理论的发展。从目前回顾的证据来看，除 DDM 的第二个预设缺乏实证研究外，DDM 的其余四个预设都出现了质疑的证据。与 Evans 等人的结论相反[25]，对 DDM 模型预设的质疑证据表明，DDM 并非一个普遍适用的模型，其能否作为反应时间数据分析的标准方法有待进一步商榷。例如，在基于价值的决策中，研究者发现决策证据可能并非线性积累[30]。因此，对于尚未进行实证研究检验的情景，研究者需要审慎对待使用 DDM 得出的结论。更值得关注的是，对模型预设的质疑和补充会带来模型的更新。例如，泄露竞争模型(Leaky Competing Accumulator Model, LCA)基于对 DDM 及其变体的基本预设进行了补充和更新，其在此基础上添加了两个原则，分别假定信息积累过程存在泄露和衰减以及不同选项的积累之间存在侧抑制[62]。而线性弹道模型(Linear Ballistic Accumulator model)则在 LCA 的基础上对其基本预设进行了简化，将 LCA 中的证据积累过程存在噪音简化为证据积累过程是完全线性的[63]。这些模型基于对 DDM 的基本预设的质疑对模型进行了更新，推动了对人类决策机制的理解。因此，阴性结果对于推动认知建模的发展和改进是至关重要的。

第三，在未来的实证研究中研究者要聚合多角度的证据来为 DDM 的基本预设提供更为坚实的证据。人类的决策过程不仅有行为结果，也有其生理学基础，不同的研究手段可以提供不同水平的证据。行为实验可以提供行为表现指标以测试不同的理论模型，EEG 可以提供良好的时间分辨率以测试决策机制的时间进程，神经元的单细胞记录在提供良好的时间分辨率的同时也能够提供良好的空间分辨率来探究决策机制的起源。采用多水平的证据来验证同一预设，能够从不同的角度带来更加有说服力的证据，这些聚合的证据为这一预设的成立提供了有力的支撑，也为其他预设的检验提供了借鉴。

最后，在当前人工智能迅速发展的背景下，研究者可以结合人工神经网络和大规模数据进行数据驱动的研究。相比于传统认知建模，数据驱动的研究能够更好地分析复杂的认知任务，弥补了传统方法在处理复杂任务时的不足。然而，传统认知建模在模型参数的可解释性方面具有优势，因此越来越多的研究试图将传统认知建模与当前的人工神经网络等新兴技术相结合，以推动对人类认知的理解[64]。这类研究将认知模型的良好的可解释性的优势与人工神经网络的拟合能力结合，用以解释决策的认知机制，从而能够克服认知模型的受到研究者的主观经验以及神经网络内部状态难以解释的缺陷。这种结合的关键在于验证和改进传统认知模型本身，例如，Rafiei 等人根据知觉决策的证据积累原则，构建并训练了神经网络 RTNet，其在决策任务上的表现水平接近人类[65]。Chen 等利用 DDM 能够提高人类知觉决策的准确性的特点，将其与深度神经网络结合，用于提高神经网络在分类任务中的表现[66]。同时，Masís 等人利用循环神经网络完成人类的决策任务，表现出与 DDM 一致的动态[67]。未来在 DDM 领域，可以利用 DDM 预设的机制构造人工神经网络去完成决策任务，并将其与人类真实的表现相比较，从而为 DDM 的预设提供支持或者否定性证据。此外，EAM 也开始在现实场景中得到应用[68]，正确理解和改进 EAM 本身是在实际应用中发挥其作用的基础。清晰地表述模型预设有助于更加透明地将理论与实证数据从逻辑上紧密地联系起来，增强模型的可解释性，促进理论、模型和实证数据之间的良性循环，而非理论与数据之间的“脱钩”[27]。

参考文献

[1] Shadlen M N, Kiani R. Decision Making as a Window on Cognition. Neuron, 2013, 80(3): 791–806.

[2] Simon H A. A Behavioral Model of Rational Choice. Q J Econ, 1955, 69(1): 99.

[3] Kahneman D, Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk. Cambridge: Cambridge University Press, 1988.

[4] Ottes F P, Van Gisbergen J A M, Eggermont J J. Collicular involvement in a saccadic colour discrimination task. Exp Brain Res, 1987, 66(3): 465–478.

[5] Luce R D. Response Times. Oxford: Oxford University Press, 1991.

[6] Luce R D, Raiffa H, Teichmann T. Games and Decisions. Phys Today, 1958, 11(3): 33–34.

[7] Shadlen M N, Shohamy D. Decision Making and Sequential Sampling from Memory. Neuron, 2016, 90(5): 927–939.

[8] Ratcliff R, McKoon G. The Diffusion Decision Model: Theory and Data for Two-Choice Decision Tasks. Neural Comput, 2008, 20(4): 873–922.

[9] Ratcliff R, Smith P L, Brown S D, et al. Diffusion Decision Model: Current Issues and History. Trends Cogn Sci, 2016, 20(4): 260–281.

[10] Forstmann B U, Ratcliff R, Wagenmakers E-J. Sequential Sampling Models in Cognitive Neuroscience: Advantages, Applications, and Extensions. Annu Rev Psychol, 2016, 67(1): 641–666.

[11] Ratcliff R. A theory of memory retrieval. Psychol Rev, 1978, 85(2): 59–108.

[12] Thapar A, Ratcliff R, McKoon G. A diffusion model analysis of the effects of aging on letter discrimination. Psychol Aging, 2003, 18(3): 415–429.

[13] Ratcliff R, Thapar A, Mckoon G. A diffusion model analysis of the effects of aging on brightness discrimination. Percept Psychophys, 2003, 65(4): 523–535.

[14] Philiastides M G. Neural Representation of Task Difficulty and Decision Making during Perceptual Categorization: A Timing Diagram. J Neurosci, 2006, 26(35): 8965–8975.

[15] Palmer J, Huk A C, Shadlen M N. The effect of stimulus strength on the speed and accuracy of a perceptual decision. J Vis, 2005, 5(5): 1.

[16] Krajbich I, Lu D, Camerer C, et al. The Attentional Drift-Diffusion Model Extends to Simple Purchasing Decisions. Front Psychol, 2012, 3.

[17] Pisauro M A, Fouragnan E, Retzler C, et al. Neural correlates of evidence accumulation during value-based decisions revealed via simultaneous EEG-fMRI. Nat Commun, 2017, 8(1): 15808.

[18] Todd A R, Johnson D J, Lassetter B, et al. Category salience and racial bias in weapon identification: A diffusion modeling approach. J Pers Soc Psychol, 2021, 120(3): 672–693.

[19] Tipples J. Analyzing facial expression decision times: Reaction time distribution matters. Emotion, 2022.

[20] Tipples J. Rapid temporal accumulation in spider fear: Evidence from hierarchical drift diffusion modelling. Emotion, 2015, 15(6): 742–751.

[21] Tump A N, Pleskac T J, Kurvers R H J M. Wise or mad crowds? The cognitive mechanisms underlying information cascades. Sci Adv, 2020, 6(29): eabb0266.

[22] Galesic M, Olsson H, Rieskamp J. Social Sampling Explains Apparent Biases in Judgments of Social Environments. Psychol Sci, 2012, 23(12): 1515–1523.

[23] Chen F, Krajbich I. Biased sequential sampling underlies the effects of time pressure and delay in social decision making. Nat Commun, 2018, 9(1): 3557.

[24] Huys Q J M, Maia T V, Frank M J. Computational psychiatry as a bridge from neuroscience to clinical applications. Nat Neurosci, 2016, 19(3): 404–413.

[25] Evans N J, Wagenmakers E-J. Evidence Accumulation Models: Current Limitations and Future Directions. Quant Method Psychol, 2020, 16(2): 73–90.

[26] O'Connell R G, Shadlen M N, Wong-Lin K, et al. Bridging Neural and Computational Viewpoints on Perceptual Decision-Making. Trends Neurosci, 2018, 41(11): 838–852.

[27] Oberauer K, Lewandowsky S. Addressing the theory crisis in psychology. Psychon Bull Rev, 2019, 26(5): 1596–1618.

[28] Roitman J D, Shadlen M N. Response of Neurons in the Lateral Intraparietal Area during a Combined Visual Discrimination Reaction Time Task. J Neurosci, 2002, 22(21): 9475–9489.

[29] O'Connell R G, Dockree P M, Kelly S P. A supramodal accumulation-to-bound signal that determines perceptual decisions in humans. Nat Neurosci, 2012, 15(12): 1729–1735.

[30] Frömer R, Nassar M R, Ehinger B V, et al. Common neural choice signals emerge artifactually amidst multiple distinct value signals. bioRxiv, 2022.

[31] Loughnane G M, Newman D P, Bellgrove M A, et al. Target Selection Signals Influence Perceptual Decisions by Modulating the Onset and Rate of Evidence Accumulation. Curr Biol, 2016, 26(4): 496–502.

[32] Krajbich I, Armel C, Rangel A. Visual fixations and the computation and comparison of value in simple choice. Nat Neurosci, 2010, 13(10): 1292–1298.

[33] Stine G M, Zylberberg A, Ditterich J, et al. Differentiating between integration and non-integration strategies in perceptual decision making. eLife, 2020, 9: e55365.

[34] Okazawa G, Sha L, Kiani R. Linear Integration of Sensory Evidence over Space and Time Underlies Face Categorization. J Neurosci, 2021, 41(37): 7876–7893.

[35] Philiastides M G, Heekeren H R, Sajda P. Human Scalp Potentials Reflect a Mixture of Decision-Related Signals during Perceptual Choices. J Neurosci, 2014, 34(50): 16877–16889.

[36] Hawkins G E, Forstmann B U, Wagenmakers E-J, et al. Revisiting the Evidence for Collapsing Boundaries and Urgency Signals in Perceptual Decision-Making. J Neurosci, 2015, 35(6): 2476–2484.

[37] Voss A, Lerche V, Mertens U, et al. Sequential sampling models with variable boundaries and non-normal noise: A comparison of six models. Psychon Bull Rev, 2019, 26(3): 813–832.

[38] Stine G M, Trautmann E M, Jeurissen D, et al. A neural mechanism for terminating decisions. Neuron, 2023: S0896627323004002.

[39] Purcell B A, Schall J D, Logan G D, et al. From Salience to Saccades: Multiple-Alternative Gated Stochastic Accumulator Model of Visual Search. J Neurosci, 2012, 32(10): 3433–3446.

[40] Churchland A K, Kiani R, Shadlen M N. Decision-making with multiple alternatives. Nat Neurosci, 2008, 11(6): 693–702.

[41] Steinemann N A, O'Connell R G, Kelly S P. Decisions are expedited through multiple neural adjustments spanning the sensorimotor hierarchy. Nat Commun, 2018, 9(1): 3627.

[42] Kelly S P, Corbett E A, O'Connell R G. Neurocomputational mechanisms of prior-informed perceptual decision-making in humans. Nat Hum Behav, 2021, 5(4): 467–481.

[43] Gold J I, Shadlen M N. The Influence of Behavioral Context on the Representation of a Perceptual Decision in Developing Oculomotor Commands. J Neurosci, 2003, 23(2): 632–651.

[44] Gold J I, Shadlen M N. Representation of a perceptual decision in developing oculomotor commands. Nature, 2000, 404(6776): 390–394.

[45] Voss A, Voss J, Klauer K C. Separating response－execution bias from decision bias: Arguments for an additional parameter in Ratcliff's diffusion model. Br J Math Stat Psychol, 2010, 63(3): 539–555.

[46] Starns J J, Ma Q. Response biases in simple decision making: Faster decision making, faster response execution, or both?. Psychon Bull Rev, 2018, 25(4): 1535–1541.

[47] Weindel G, gajdos thibault, Burle B, et al. The Decisive Role of Non-Decision Time for Interpreting the Parameters of Decision Making Models. PsyArXiv, 2021.

[48] Hu C-P, Lan Y, Macrae C N, et al. Good Me Bad Me: Prioritization of the Good-Self During

Perceptual Decision-Making. Collabra Psychol, 2020, 6(1): 20.

[49] Devine C A, Gaffney C, Loughnane G M, et al. The role of premature evidence accumulation in making difficult perceptual decisions under temporal uncertainty. eLife, 2019, 8: e48526.

[50] Kelly S P, O'Connell R G. Internal and External Influences on the Rate of Sensory Evidence Accumulation in the Human Brain. J Neurosci, 2013, 33(50): 19434–19441.

[51] Newman D P, Loughnane G M, Kelly S P, et al. Visuospatial Asymmetries Arise from Differences in the Onset Time of Perceptual Evidence Accumulation. J Neurosci, 2017, 37(12): 3378–3385.

[52] van Kempen J, Loughnane G M, Newman D P, et al. Behavioural and neural signatures of perceptual decision-making are modulated by pupil-linked arousal. eLife, 2019, 8: e42541.

[53] Mercier M R, Cappe C. The interplay between multisensory integration and perceptual decision making. NeuroImage, 2020, 222: 116970.

[54] Tang T, Samaha J, Peters M A K. Behavioral and neural measures of confidence using a novel auditory pitch identification task. PsyArXiv, 2022.

[55] Frömer R, Shenhav A. Filling the gaps: Cognitive control as a critical lens for understanding mechanisms of value-based decision-making. Neurosci Biobehav Rev, 2022, 134: 104483.

[56] Thomas A W, Molter F, Krajbich I, et al. Gaze bias differences capture individual choice behaviour. Nat Hum Behav, 2019, 3(6): 625–635.

[57] Thomas A W, Molter F, Krajbich I. Uncovering the computational mechanisms underlying many-alternative choice. eLife, 2021, 10: e57012.

[58] Sheng F, Wang R, Liang Z, et al. The art of the deal: Deciphering the endowment effect from traders' eyes. Sci Adv, 2023, 9(34): eadf2115.

[59] Evans N J, Servant M. A model-based approach to disentangling facilitation and interference effects in conflict tasks. Psychol Rev, 2022, 129(5): 1183–1209.

[60] Bowman N E, Kording K P, Gottfried J A. Temporal Integration of Olfactory Perceptual Evidence in Human Orbitofrontal Cortex. Neuron, 2012, 75(5): 916–927.

[61] Wu S, Hamaguchi K, Amari S. Dynamics and Computation of Continuous Attractors. Neural Comput, 2008, 20(4): 994–1025.

[62] Usher M, McClelland J L. The time course of perceptual choice: The leaky, competing accumulator model. Psychol Rev, 2001, 108(3): 550–592.

[63] Brown S D, Heathcote A. The simplest complete model of choice response time: Linear ballistic accumulation. Cogn Psychol, 2008, 57(3): 153–178.

[64] Ji-An L, Benna M K, Mattar M G. Automatic Discovery of Cognitive Strategies with Tiny Recurrent Neural Networks. bioRxiv, 2023.

[65] Rafiei F, Rahnev D. RTNet: A neural network that exhibits the signatures of human perceptual decision making. bioRxiv, 2022.

[66] Chen X, Li X, Zhou Y, et al. DDDM: a Brain-Inspired Framework for Robust Classification. arXiv, 2022.

[67] Masís J, Chapman T, Rhee J Y, et al. Strategically managing learning during perceptual decision making. eLife, 2023, 12: e64978.

[68] Boag R J, Strickland L, Heathcote A, et al. Evidence accumulation modelling in the wild: understanding safety-critical decisions. Trends Cogn Sci, 2022: S1364661322002947.

Behavioral and cognitive neuroscience findings regarding assumptions of the evidence accumulation model

Yikang Liu [1], Hu Chuan-Peng [1*]

[1] School of Psychology, Nanjing Normal University, Nanjing, 210024, China

[*]Corresponding author, E-mail: hcp4715@hotmail.com

The evidence accumulation model is a widely used cognitive model of human decision-making, which assumes that decision-makers continuously gather and integrate information into evidence relevant to the decision and make a decision once the accumulated evidence reaches a predefined threshold. With the increasing popularity of evidence accumulation model, some researchers claim it has reached a theoretical plateau and can be considered as the standard model for analyzing response time and choices. However, the theoretical assumptions underlying these models lack rigorous testing. As an example, the drift-diffusion model (DDM) is an instantiation of evidence accumulation and has five underlying assumptions: (1) the universality of evidence accumulation; (2) the selectivity of evidence accumulation; (3) linear integration of evidence with noise; (4) a constant decision criterion; and (5) decision-making is independent of motor execution. DDM has been widely used in cognitive tasks, such as value-based decision-making, and social decision-making, probably due to the availability of user-friendly software for parameter estimation. However, only a few studies systematically examined to what extent these five assumptions of DDM were supported by empirical studies. To fill the gap, we reviewed studies that tested these five assumptions.

For the first assumption of DDM, the universality of evidence accumulation, we only found direct evidence from studies that employed perceptual decision-making tasks. For other studies that used DDM for modeling, such as value-based decision-making or social decision-making, we found few studies that directly tested the existence of evidence accumulation. The second assumption, the selectivity of evidence accumulation, suggested that only information related to the goal would contribute to evidence accumulation. We did not find empirical data supporting this assumption except for O’Connell et al. (2012). However, evidence from conflict tasks (e.g., flanker task) suggested that information irrelevant to the goal may also be incorporated into the evidence accumulation. Data from conflict tasks inspired new models related to evidence accumulation model and called for further

investigation into the mechanism behind the selectivity of evidence. The third and fourth assumptions constitute the core assumptions of DDM, i.e., “evidence accumulate-to-bound”. Regarding the third assumption, which posits that evidence with noise is accumulated linearly, supporting data were found from animal studies and human EEG studies that employed perceptual decision-making. However, human EEG data from value-based decision-making tasks has challenged the validity of this assumption. The fourth assumption, that the decision criterion is constant, is controversial and has been challenged by several other evidence accumulation models, such as collapsing boundary models. The last assumption, that decision-making is independent of motor execution, has also been questioned by empirical data from both animal studies and human behavioral and electromyography data, despite support from EEG recording.

In summary, we found that, while the standard DDM is commonly used in many sub-fields of psychology and neuroscience, empirical studies that directly tested five assumptions of DDM were mainly from perceptual decision-making tasks. Also, we found that challenging these assumptions often resulted in new computational models. These findings call for studies to test these assumptions and develop new models. Besides, these findings suggest that researchers should be cautious when interpreting the parameters estimated from standard DDM. Finally, our review suggests that increasing transparency in model assumptions will accelerate the revision of models and theories, and ultimately deepen our understanding of human cognitive processes.

Decision-making, evidence accumulation, cognitive modeling, theoretical assumptions.